

中国宏观经济变量预测的实证研究 ——基于混合频率数据 BVAR 模型

袁 靖^{1 2} 孙爱玲³

(1. 厦门大学 经济学院 福建 厦门 361005; 2. 山东工商学院 统计学院 山东 烟台 264005; 3. 烟台职业学院 经济管理学系 山东 烟台 264005)

[摘 要] 使用基于混合频率数据的 BVAR, 详细推导了其状态空间形式、贝叶斯推断和样本外预测, 并对中国主要宏观经济变量进行预测, 与单一频率标准 VAR 模型相比, 由于混合频率 BVAR 模型挖掘更多数据信息, 预测能力大有提高。

[关键词] 混合频率; BVAR 模型; 贝叶斯推断

[中图分类号] F015

[文献标识码] A

[文章编号] 1672-5956(2014)03-0001-06

一、引言

在宏观经济模型中, 结构向量自回归模型(简称 VAR) 仅仅应用于单一频率数据, 即要么都是季度数据要么都是月度数据, 采用季度数据的优点是可以包含在模型中的数据较多, 尤其像 GDP 等宏观经济数据只公布季度数据, 而使用月度数据的优点是可以更密切的观测经济运行, 挖掘更多数据信息, 像价格指数和利率等都是月度数据。

国外学者意识到单一频率数据模型的局限性, 逐步开发了混合频率数据模型, 并不断探索其估计方法的改进和应用。Mariano 和 Murasawa (2003)^[1] 采用极大似然估计方法利用动态因子分析(简称 DFM) 对混合频率数据(季度实际 GDP 和月度经济周期指标) 预测了月度实际 GDP; Aruoba、Diebold 和 Scotti (2009) 开发了 DFM 模型使用混合频率数据构建了一系列经济运行指数^[2]; Giannone、Reichlin 和 Small (2008) 利用混合频率 DFM 评价了季度实际 GDP 增长率的月度效应^[3];

Ghysels、Sinko 和 Valkanov (2007) 构建了一个简单多元回归模型^[4], 称为混合数据抽样回归(简称 MIDAS), 探究了高频数据信息但没有估计模型状态空间, 没有得到模型精确解形式; Bai、Ghysels 和 Wright (2011) 检验了 MIDAS 和混合频率数据模型之间的关联度^[5], 在 MIDAS 模型下使用了卡尔曼滤波; Kuzin、Marcellino 和 Schumacher (2011) 对比了 MIDAS 回归和混合频率 VAR(简称 MF-VAR) 采用极大似然估计的欧盟 GDP 增长率预测, 发现预测能力依赖于预测指标和预测时限, 并没有给出预测能力究竟谁好的结论^[6]; MF-VAR 模型系数的 Gibbs 抽样方法研究主要是 Eraker、Chiu、Foerster、Kim 和 Seoane (2011), 他们的算子是对 VAR 系数和缺失月度数据的条件先验分布进行迭代^[7], 但是提取缺失数据采用了不同的程序, 而且模型重点是估计而不是预测。

中国的宏观经济数据也是混合频率, GDP 和失业率等宏观数据是季度数据, 而价格指数和利率等为月度数据, 目前国内学者们使用的模型都

[收稿日期] 2013-06-16

[基金项目] 国家社会科学基金项目(12CTJ018); 教育部人文社会科学研究项目(12YJC910013); 国家博士后科学基金项目(2013M531544); 全国统计科学研究计划项目(2012LY143)

[作者简介] 袁靖, 1977 年生, 女, 山东聊城人, 厦门大学博士后, 山东工商学院副教授, 研究方向为金融数量分析(电子邮箱: xoy1977@126.com)。

是单一频率数据模型,为了发挥月度和季度数据的共同优点,本文采用混合频率的 VAR 模型(即 MF-VAR)构建了一个包含中国经济 11 个变量的数据集,既包含实际总经济变量,又包含价格和金融变量,推导了包含此 11 个宏观变量的状态空间表达形式,为了克服系数空间的高维度问题,本文采用 Minnesota 先验的贝叶斯估计方法,利用数据扩展集构建 Gibbs 抽样,在 Gibbs 抽样的滤波(平滑)步骤中,解决了潜在状态变量尽可能少,同时能够处理缺失月度变量的不规则形式问题,利用此数据集,进行递归估计并且与仅是季度数据的标准 VAR 相比较,结果发现 MF-VAR 可以显著提高对中国 GDP 增长率、失业、通货膨胀率和利率的季度预测能力。

二、模型构建及估计推断策略

(一) 模型状态空间形式表达

本文考虑标准常参数 VAR,时间长度是 1 个月,由于很多宏观经济序列都是季度数据,我们将相对应的月度值视为不可观测,为了应对缺失值,采用状态空间形式表示,包括月度和季度变量。

利用 $Y_{t_0:t_1}$ 表示随机变量或观测值序列: $\{y_{t_0}, \dots, y_{t_1}\}$, θ 为系数向量, $p(\theta)$ 为先验密度, $p(Y|\theta)$ 为似然函数, $p(\theta|Y)$ 为后验密度, $N(\mu, \Sigma)$ 为多元正态分布均值 μ , 方差矩阵 Σ , \otimes 为 Kronecker 解, 若 $X|\Sigma \sim MN_{p \times q}(M, \Sigma \otimes P)$ 为多元正态分布, 则 $\Sigma: IW_q(S, \nu)$ 为逆威布尔分布。

假设经济是月度数据服从以下 VAR(p) 分布: $x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \dots + \varphi_p x_{t-p} + \varphi_c + u_t, u_t \sim iidN(0, \Sigma)$ 。(1)

x_t 为 $n \times 1$ 向量可分解为 $x_t = [x_{m,t} \quad x_{q,t}]'$, $x_{m,t}$ 为 $n_m \times 1$ 包含月度数据向量如失业和居民消费价格指数等, $x_{q,t}$ 为 $n_q \times 1$ 向量包含季度数据如 GDP, 定义: $z_t = [x_t' \quad \dots \quad x_{t-p+1}']'$, $\varphi = [\varphi_1 \quad \dots \quad \varphi_p \quad \varphi_c]'$, 则 $z_t = F_1(\varphi) z_{t-1} + F_c(\varphi) + v_t, v_t \sim iidN(0, \Omega(\Sigma))$ 。(2)

(2) 式即为 MF-VAR 的状态转换表达式。

月度数据向量每个月观测,若实际观测值为 $y_{m,t}$, 则 $y_{m,t} = x_{m,t}, t = 1, \dots, T_b$ 。(3)

定义 $x_{q,t}$ 的三个月平均,为 $\tilde{y}_{q,t} = \frac{1}{3}(x_{q,t} + x_{q,t-1} + x_{q,t-2}) = \Lambda_{qz} z_t$, (4)

这个值只能每三个月观测一次,定义

$$y_{q,t} = M_{q,t} \tilde{y}_{q,t} = M_{q,t} \Lambda_{qz} z_t, \quad (5)$$

$$y_{m,t} = M_{m,t} x_{m,t}, t = T_b + 1, \dots, T \quad (6)$$

— 2 —

(3) ~ (6) 合写为:

$$y_t = M_t \Lambda_z z_t, t = 1, \dots, T. \quad (7)$$

其中 M_t 为选择矩阵。

(二) 模型贝叶斯推断

贝叶斯推断的起始点为向量 $Y_{1:T}$ 、潜在状态 $Z_{0:T}$ 和系数 (φ, Σ) , 条件分布于 $Y_{-p+1:0}$ 及其无限滞后, 利用 Gibbs 抽样, 产生 $(\varphi, \Sigma) | (Z_{0:T}, Y_{-p+1:T})$, $Z_{0:T} | (\varphi, \Sigma, Y_{-p+1:T})$ 的后验分布, 利用这种抽样我们可以模拟 y_t 的未来轨迹, 利用 MF-VAR 计算点预测和区间预测。

VAR 中一个最大的挑战就是系数矩阵 φ 的维度。先验分布可以减轻维度问题, 应用最广泛的是 Minnesota 先验分布。首先 VAR 不是简约式模型, 有很多待估参数, 如 5 个内生变量的 VAR(4) 包含 105 个系数, 若没有先验信息很难得到精确估计, 以及进行模型脉冲响应和预测。其次选择先验分布依赖于分析目的, 如有学者目的是得到后验分布密度, 有学者目的是利用 MCMC 进行贝叶斯推断, 对于 VAR 模型若分析目的是前者, 则多采用共轭先验分布, 若分析目的是后者则不需采用共轭先验分布。

早期贝叶斯 VAR 模型的研究均由明尼阿波利斯联邦储备银行或明尼苏达州立大学的学者进行(Doan、Litterman 和 Sims 1984^[8]), 因此被称为著名的明尼苏达先验分布。此先验将 Σ 用 $\hat{\Sigma}$ 代替, 而早期甚至假设 Σ 为对角矩阵, 这样 VAR 等式可以一次就被估计, 此先验分布的缺点是需要估计一个未知矩阵($\hat{\Sigma}$)。

由于不需要考虑 Σ , 只需考虑 α 的先验分布, 明尼苏达先验假设: $\alpha \sim N(\alpha_{M_n}, V_{M_n})$ 。(8)

对于 α_{M_n} , 若使用增长率数据如 GDP 增长率, 则明尼苏达先验设所有 $\alpha_{M_n} = 0$, 若使用水平数据则假设 α_{M_n} 服从随机游走。

对于协方差矩阵 V_{M_n} , 设定

$$V_{i,j} = \begin{cases} \frac{\alpha_1}{r^2}, & \text{系数对于自身的滞后 } r = 1, \dots, p \\ \frac{\alpha_2 \sigma_{ii}}{r^2 \sigma_{jj}}, & \text{系数对于变量 } j \text{ 滞后 } r = 1, \dots, p \\ \alpha_3 \sigma_{ii}, & \text{外生变量系数} \end{cases} \quad (9)$$

由于明尼苏达先验分布设定简单, 在实际应用中非常广泛。Banbura、Giannone 和 Reichlin (2012)^[9] 采用明尼苏达先验对 100 个变量的 VAR 模型进行估计预测, 发现其预测能力优于因子模型。

本文采用 Del Negro 和 Schorfheide (2011)^[10] 的 Minnesota 先验分布,主要思想是将 φ 的分布集中于(1)中 x_t 每一个成分随机游走行为的值,先验分布方差由低维度超参数 λ 所控制。

数据、潜在变量和系数的联合分布可表示为:

$$p(Y_{1:T}, Z_{0:T}, \Sigma | Y_{-p+1:0}, \lambda) = p(Y_{1:T}, Z_{0:T}) p(\Sigma | Z_{1:T}) p(z_0 | Y_{-p+1:0}) p(\varphi, \Sigma | \lambda). \quad (10)$$

$Y_{1:T} | Z_{1:T}$ 由满足(7)的 $Y_{1:T}$ 点值给定,密度 $p(Z_{1:T} | z_0, \varphi, \Sigma)$ 由高斯回归(2)得到,条件密度 $p(z_0 | Y_{-p+1:0})$ 选择为高斯分布。最后 $p(\varphi, \Sigma | \lambda)$ 为 VAR 系数的先验密度, MF-VAR 的潜在状态表示为:

$$p(\varphi, \Sigma | Z_{0:T}, Y_{-p+1:T}) Pp(Z_{1:T} | z_0, \varphi, \Sigma) p(\varphi, \Sigma | \lambda) p(Z_{0:T} | \varphi, \Sigma, Y_{-p+1:T}) Pp(Y_{1:T} | Z_{1:T}) p(Z_{1:T} | z_0, \varphi, \Sigma) p(z_0 | Y_{-p+1:T}). \quad (11)$$

利用 Gibbs 抽样迭代(9)的两个先验分布。

当 $\lambda = 0$ 时对应较平坦的先验, $\lambda \rightarrow \infty$ 则限制为随机游走,希望找到这两个极限中的一个值,根据以下边际似然函数:

$$p(Y_{1:T} | Y_{-p+1:0}, \lambda) = \int p(Y_{1:T}, Z_{0:T}, \varphi, \Sigma | Y_{-p+1:0}, \lambda) d(\varphi, \Sigma, Z_{0:T}) = \int p(Y_{1:T} | Z_{0:T}) \left[\frac{\int p(Z_{1:T} | z_0, \varphi, \Sigma)}{p(\varphi, \Sigma | \lambda) d(\varphi, \Sigma)} \right] p(z_0 | Y_{-p+1:0}) dZ_{0:T}. \quad (12)$$

$$\text{对数边际似然函数则为: } \ln p(Y_{1:T} | Y_{-p+1:0}, \lambda) = \sum_{t=1}^T \ln \int p(y_t | Y_{-p+1:t+1}, \varphi, \Sigma) p(\varphi, \Sigma | Y_{-p+1:t+1}, \lambda) d(\varphi, \Sigma). \quad (13)$$

由于(10)的计算比较费时,根据 Giorgio E. Primiceri(2002)^[11] 本文使用中位数后验值近似边际似然值 $p(Y_{1:T} | Y_{-p+1:0}, \lambda) \approx \int p(Z_{1:T} | z_0, \varphi, \Sigma) p(\varphi, \Sigma | \lambda) d(\varphi, \Sigma), \quad (14)$

通过以上迭代得到超参数 λ 。

三、实证分析

(一) 数据来源及处理

本文采用的样本是来自于中国经济数据库的中国 2002 年至 2012 年数据。季度数据包括 GDP、政府支出、平均工资累计季度数据和失业率,月度数据包括企业固定资产投资、居民消费价格指数 CPI、农产品价格指数 IP、消费品零售、短期

利率(采用我国 7 天银行间同业拆借利率)、国债收益率(采用我国即期 1 年银行间国债收益率)和股票指数(我国上海证券交易所综合指数)。除了失业率、利率、居民消费价格指数 CPI、农产品价格指数和国债收益率其他均取对数。

(二) 实证分析

本文分别采用 MF-VAR 和标准 BVAR 模型对我国这 11 个主要宏观经济变量进行了样本外区间预测,标准 VAR 模型是分开采用季度数据预测季度数据,采用月度数据预测月度数据,两模型均采用中位数预测(目前大部分学者后验中位数而不是后验均值估计预测,原因是随着时间变化不确定性增大,后验分布在极值点是明显有偏的,后验均值即使在高水平值也会非常大,参照 Giorgio E. Primiceri) 结果如图 1。

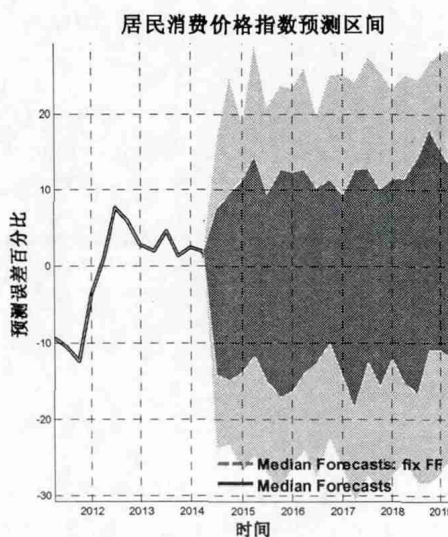
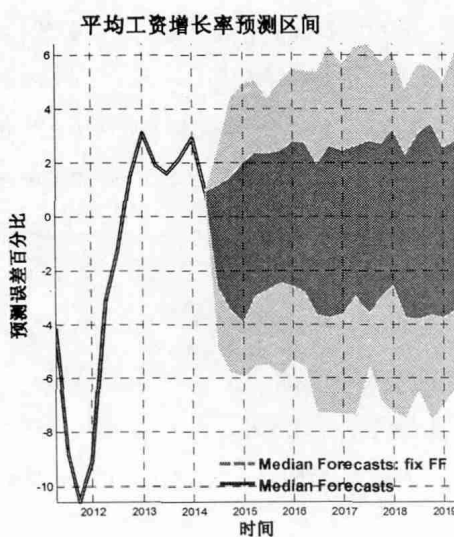
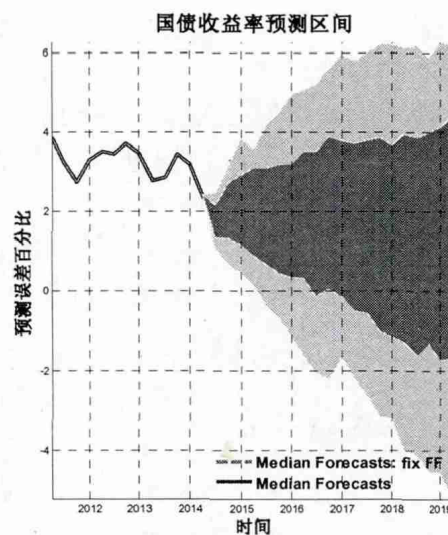
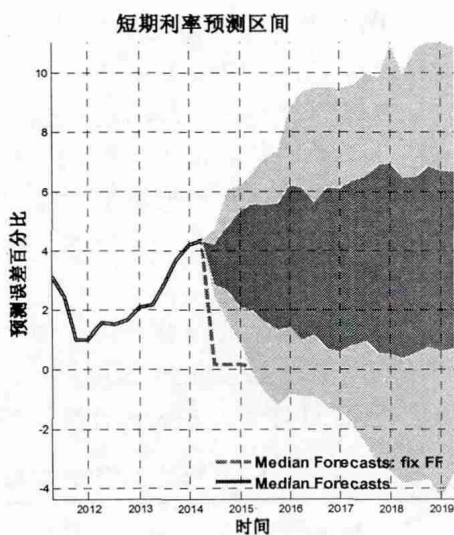
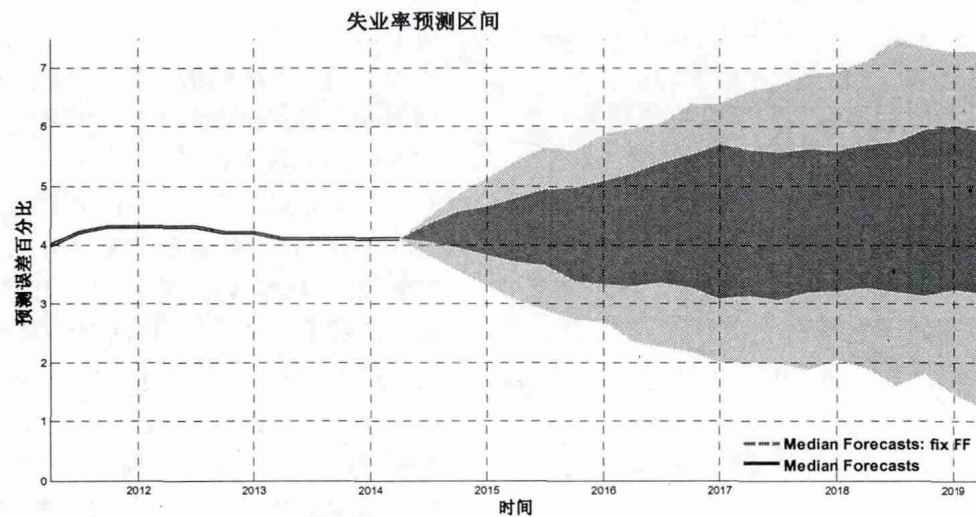
图中阴影区均为区间预测结果,较深阴影区(即窄区间)为 MF-VAR 预测结果,较浅阴影区(即宽区间)为标准 VAR 预测结果,从图形中可以看出,11 个变量的预测 MF-VAR 预测精度均好于标准 VAR 模型,图形显示 MF-VAR 模型对中国 GDP 增长率、失业、通货膨胀率、平均工资和利率的预测尤其明显优于标准 VAR 模型。

为了更加全面地描述两个模型对 11 个变量的预测效果,本文采用均方根误差(RMSE)计算两种模型下 11 个变量的预测标准误差。

表 1 模型预测误差结果

均方根误差	MF-VAR	标准 VAR
GDP 增长率预测	0.498 5	2.392 8
居民消费价格指数预测	0.598 7	2.213 0
农产品价格指数预测	0.587 6	2.203 9
企业固定资产投资预测	0.478 6	1.989 6
短期利率预测	0.679 2	3.023 8
国债收益率预测	0.654 7	2.997 6
失业率预测	0.063 5	3.450 6
平均工资预测	0.678 3	3.238 6
政府支出预测	0.3879	1.897 1
消费零售额预测	0.663 1	3.0427
股票指数预测	0.476 9	2.223 0

预测均方根误差比较结果显示,使用 MF-VAR 比标准 VAR 模型误差大大减小,尤其对于季度数据 GDP 增长率、失业率和平均工资数据。



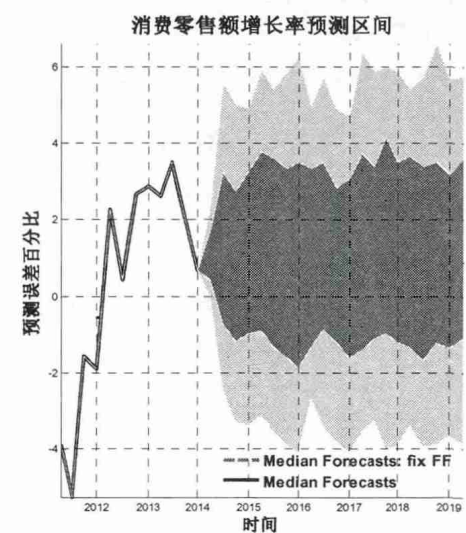
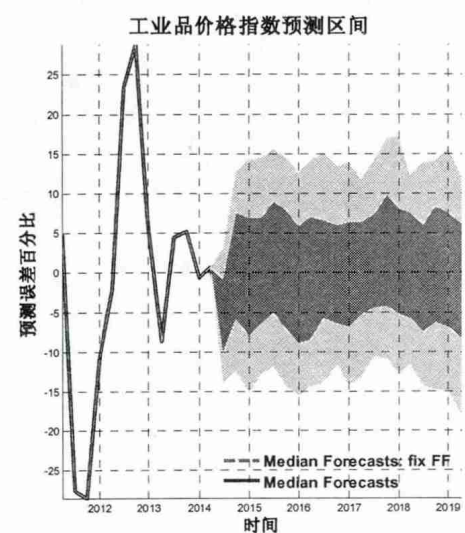
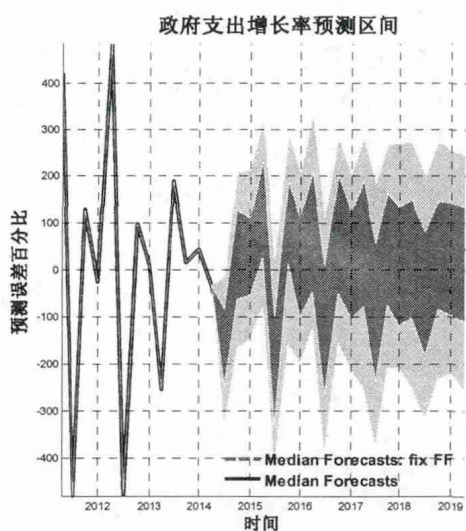
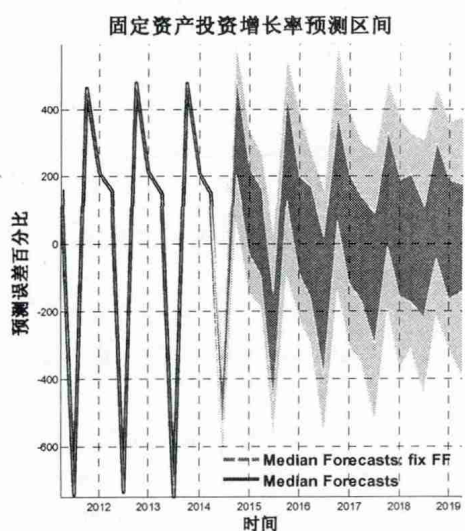
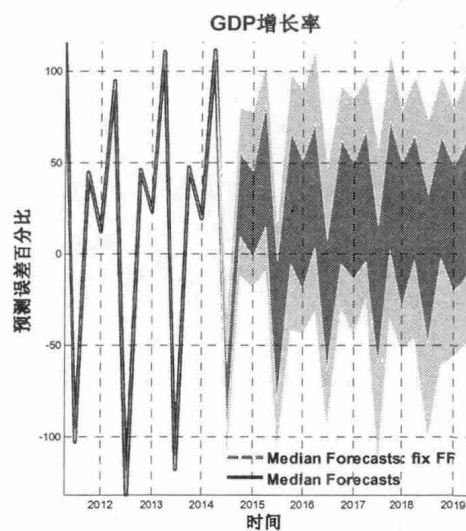
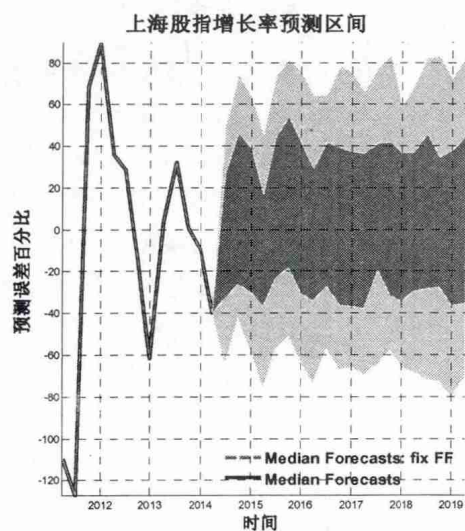


图1 MF-VAR和标准VAR预测结果

对两种模型下各变量做脉冲响应如图 2 和图 3 所示。

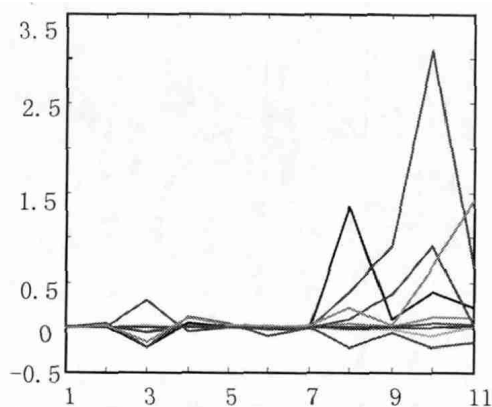


图 2 MF - VAR 模型脉冲响应图

两模型 11 个变量脉冲响应结果显示,两模型 11 个变量脉冲响应趋势一致,但 MF - VAR 模型下脉冲响应较标准 VAR 模型敏感清晰,尤其所有期数据均有较敏感反应,由于 MF - VAR 模型混合了季度和月度数据,能够充分挖掘数据信息,因此脉冲响应全面。

四、结论与政策建议

在对我国 GDP 增长率、居民消费价格指数、失业率、利率等宏观变量进行预测时,本文基于 VAR 模型引进了混合频率特征,改进形成 MF - VAR 模型,并将贝叶斯推断应用于模型,解决了参数过多降低模型维度问题,模型预测能力逐步提高,这有助于今后更多经济变量的预测,并为贝叶斯方法在 VAR 模型中的应用提供了分析框架。

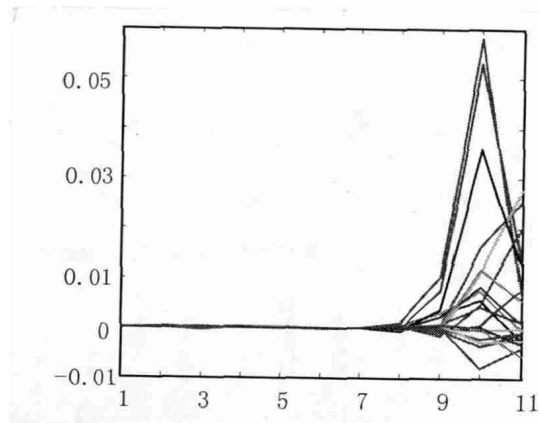


图 3 标准 VAR 模型脉冲响应图

【参考文献】

- [1] Mariano R S ,Y Murasawa. A New Coincident Index of Business Cycles Based on Monthly and Quarterly Series [J]. Journal of Applied Econometrics ,2003 ,18(4) :427 - 443.
- [2] Aruoba B ,F Diebold ,C Scotti. Real - Time Measurement of Business Conditions [J]. Journal of Business Economics & Statistics 2009 ,27(4) :417 - 427.
- [3] Giannone D ,L Reichlin ,D Small. Nowcasting: The Real - Time Informational Content of Macroeconomic Data [J]. Journal of Monetary Economics 2008 ,55:665 - 676.
- [4] Ghysels E ,A Sinko ,R Valkanov. The MIDAS Regressions: Further Results and New Directions [J]. Econometric Reviews ,2007 ,26(1) :53 - 90.
- [5] Bai J ,E Ghysels ,Wright. State Space Models and MIDAS Regressions [M]. Baltimore: Johns Hopkins University ,2011.
- [6] Kuzin V ,M Marcellino ,C Schumacher. MIDAS versus Mixed - Frequency VAR: Nowcasting GDP in the Euro Area [J]. International Journal of Forecasting 2011 27: 529 - 542.
- [7] Eraker B ,C Chiu ,A Foerster ,T Kim ,H Seoane. Bayesian Mixed Frequency VAR's [M]. Madison: University of Wisconsin ,2011.
- [8] Doan T ,R Litterman ,C A Sims. Forecasting and Conditional Projections Using Realistic Prior Distributions [J]. Econometric Reviews ,1984 3(4) ,1 - 100.
- [9] Martha Banbura ,Domenico Giannone ,Lucrezia Reichlin. Now - Casting and the Real - Time Data Flow [M]. Brussel: Univer-site Libre de Bruxelles 2012.
- [10] Del Negro M ,F Schorfheide. Bayesian Macroeconometrics [M]. Oxford: Oxford University 2011.

【责任编辑:刘 炜】